

ファジィ・ニューラルネットワークを用いた経路選択行動のモデル化

Route Choice Modelling by using Fuzzy Neural Network

坪井 兵太* 秋山 孝正**

By Hyota TSUBOI and Takamasa AKIYAMA

1. はじめに

昨今、都市内道路網の交通管理において、交通情報の利用は重要な課題である。特に広域的な道路網において、情報サービス・交通円滑化のための情報提供は有効である。このため、交通情報に対する利用者の交通行動の分析が重要となる。

こうした道路利用者の経路選択現象をモデル化する方法として、人間判断を近似的推論として表現するファジィ推論の利用が提案されている^{1),2)}。また、高度な非線形関係を表現するニューラルネットワーク(NN)を、交通手段選択³⁾やトリップパターンの分析⁴⁾に利用した研究がある。さらに、ファジィ推論・NNの特徴を相互補完的に結合させたものがファジィ・ニューロ(FN)モデルである。FNにおいても、これまでにいくつかの交通機関選択モデル^{5),9),11),12)}や経路選択モデル^{6),10),12)-15),17)}が構築されている。

本研究では、既存研究^{12),13)}において、経路選択モデルへの適用性が示された数種のFNモデルを用いて、経路誘導や交通情報提供を前提とした実際の交通行動分析を行う。

2. ファジィ・ニューロモデル

ここでは、前節で述べたファジィ・ニューロモデルについて詳しく説明する。ファジィ・ニューロは、基本をファジィ推論とするか、NNとするかによって組み合わせ形態が各種提案されている。既存研究で

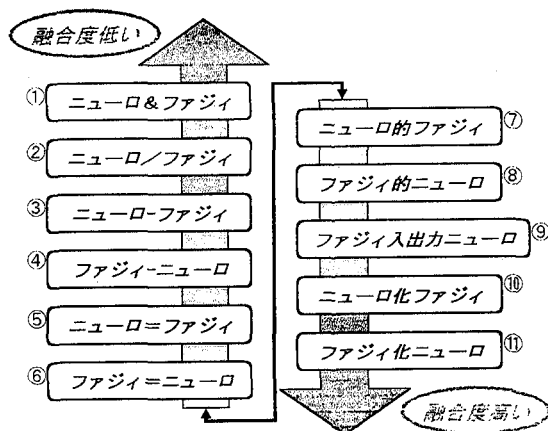


図1 ファジィ・ニューロの分類

は、特に両者の融合度という点から図1に示すように11種類に分類した研究がある^{7),8)}。

これまでに交通行動を記述するモデルとして、こうした分類から様々なモデルが適用された。「ファジィ的ニューロ(fuzzy-like neuro)⁸⁾」は交通行動の例題に用いられ、モデル方法論的展開に止まっているが、「ファジィ-ニューロ(fuzzy-neuro)」、「ニューロ的ファジィ(neuro-like fuzzy)」、「ニューロ化ファジィ(neural fuzzy)」は、経路選択行動の分析にも適用された¹²⁾⁻¹⁴⁾。上記の3モデルを用いて経路情報による経路選択現象の分析を行った研究もある^{9),15)}。

本研究では、11分類の中で中間的な位置にある「ファジィ-ニューロ」と、比較的融合度も高くモデルとしての論理的関係も明確にできる「ニューロ化ファジィ」を適用する。

(1) ファジィ-ニューロ

「ファジィ-ニューロ」は、ファジィ・ニューロの中でも単純な構造である。つまり、ルール群によりファジィ推論を行い、その結果をNNで処理す

キーワード：交通行動分析、経路選択、交通情報

* 学生会員、岐阜大学大学院工学研究科土木工学専攻

** 正会員、工博、岐阜大学工学部土木工学科

(〒501-1193 岐阜市柳戸1-1)

TEL 058-293-2443 FAX 058-230-1528)

る直列型のファジィ・ニューロである。

このタイプのモデルには様々な方法がある。ここでは、各要因から全体的な判断を行う部分がファジィ推論で記述され、ファジィ推論の非ファジィ化部分がNNモデルとなる方法(図2参照)を用いた。このモデルの詳細は他文献を参考されたい¹⁾。

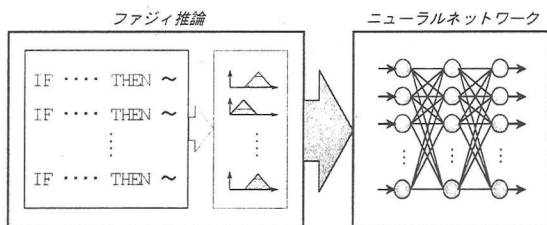


図2 ファジィニューロモデルの概念図

(2)ニューロ化ファジィ

ニューロ化ファジィモデルは、「基本的にファジィ推論ルールを用いるが、その構造・ファジィ推論の計算過程の一部にNNを用いるモデル」である。具体的な「ニューロ化ファジィ」として多数のモデルが提案されている。本研究では、そのなかでも「ニューラルネット駆動型ファジィ推論」を用いる。これは、図3に示す形式で、前件部にファジィ集合を表すNNモデルをもち、各ルールの後件部に入力データと出力データとの入出力関係を表すNNモデルをもつファジィ推論法である。このモデルの詳細は他文献を参考されたい¹⁶⁾。

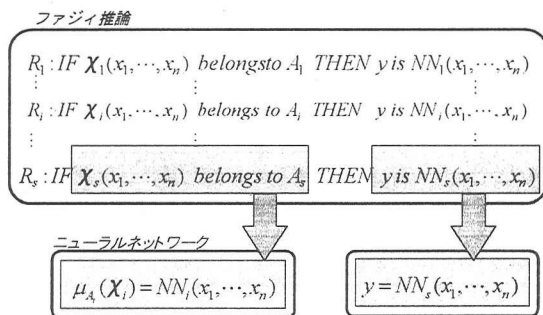


図3 ニューロ化ファジィモデルの概念図

3. 経路選択モデルの作成

これまでに、ファジィ推論やファジィ・ニューロを用いて経路選択行動を記述するモデルが提案されている^{1), 2), 6), 10), 12)–15), 17)}。本研究では、前述で述べた2種類のファジィ・ニューロモデルを作成する。また、統計的モデルの代表としてロジットモデルを作成する。さらにファジィ推論では、最も基本的な形式であるマムダニ法と、実用的な分野で利用されている簡略ファジィ推論を作成する。これは、ファジィ・ニューロモデルでは簡略ファジィ推論と同じ形式の推論を用いることが多いためである。したがって、①多項選択型ロジット:ML, ②ファジィ推論(マムダニ法):FL, ③簡略ファジィ推論:SFL, ④ファジィニューロ:FN1, ⑤ニューロ化ファジィ:FN2の5種類の経路選択モデルを作成する。

(1)モデル作成のための基礎調査

ここでは、経路選択行動を検討する対象として岐阜市内の道路網を取り挙げた。とくに、図4に示す「岐阜大学からJR岐阜駅」の起終点交通を考えた。



図4 岐阜大学からJR岐阜駅間の道路網

また、岐阜市内の郊外部から都心部に向かう交通は、長良川に架かる5橋梁を通過する。そのため、各経路を5橋梁で代表させて経路選択の対象経路とした。

簡単な調査として、まず利用可能性の高い上位3経路を質問した。つぎに、各3経路の認知特性値「認知所要時間(分:0~60)」、「認知混雑度(点:0~20)」、「認知安全度(点:0~20)」を質問した。認知経路属性

にはファジィ数の概念を取入れ、図5に示すように、三角型ファジィ数で表現し(最小値, 中央値, 最大値)の3点で形状を規定した。そして、その3点の値を各3経路の認知経路属性毎に質問した。最後に、各選択経路の「利用割合」について質問した。3経路の「利用割合」の合計が100%となるようにした。

ここで、対象経路の5経路のうち非選択経路における経路属性値は、選択経路のファジィ数(最小値, 中央値, 最大値)の各項最大値に対して、「認知所要時間」では5分、「認知混雑度」, 「認知危険度」では

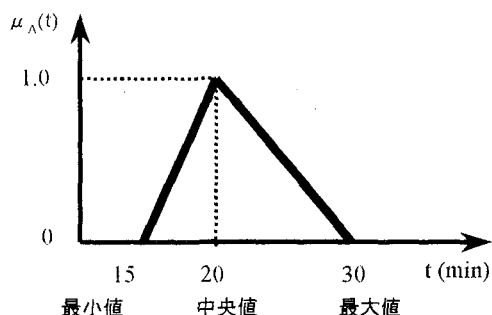


図5 三角形ファジィ数(所要時間)の概念

3点を、それぞれ大きな値に設定した。またこのとき、非選択経路の利用割合は0%とした。

経路選択モデル作成にあたり、抽出された27経路を「忠節橋経路」, 「鏡島大橋経路」, 「大縄場大橋経路」, 「金華橋経路」, 「長良橋経路」の5経路に集約した。以上のような手順から構築されるモデルは、認知所要時間(x_1), 認知混雑度(x_2), 認知安全度(x_3)の説明変数を用いて、5経路の利用割合を推計する。このとき用いたサンプル数は93である。

(2) 多項選択型ロジットモデル(ML)の作成

今回作成する経路選択モデルでは、5経路の利用選択割合を出力値として求める。そのため、従来の統計的非集計分析で一般的な方法である多項ロジットモデルを用いる¹⁸⁾。ここで、各経路におけるファジィ説明変数の中央値を入力データとして用いた。またk番目の経路における線形効用関数は、以下のように定式化される。

$$V_{ki} = \theta_1 x_{1,ki} + \theta_2 x_{2,ki} + \theta_3 x_{3,ki} + \theta_{0,ki} \quad \dots (1)$$

i : サンプル数($i=1, \dots, 93$) k : 経路番号($1, \dots, 5$)
 V_{ki} : 各経路の効用 $\theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_{0,k}$: パラメータ

ここで、 $\theta_{0,k}$ は各経路のダミー変数である。とくに $\theta_{0,5}$ に関しては、各経路に対して独立な定数項とするため0である。また、最尤推定法によって4種類の経路固有定数を含む7種類のパラメータが決定される。その結果、各経路の利用割合は以下の式で求められる。

$$P_{ki} = \frac{\exp(V_{ki})}{\sum_{j=1}^5 \exp(V_{ji})} \quad \dots (2)$$

P_{ki} : 各経路の選択利用割合

各説明変数のパラメータ値は、 $\theta_1 = -0.1685 (-4.3738)$, $\theta_2 = -0.1840 (-2.6121)$, $\theta_3 = -0.0088 (-0.1328)$ となった。ここで()内はt値を表す。この結果、認知所要時間と認知混雑度が経路選択の主要な決定要因であることが分かる。また、推計値と実績値との絶対誤差の値は39.56であった。

ここで、前述したように各サンプルとも対象5経路のうち2経路は仮想的な説明変数の値を設定した。したがって、本来の5経路選択モデルと比較すると推計精度の問題が生じる可能性がある。(一種のデータセット設定上のバイアスと考えられる。)

(3) ファジィ推論モデルの作成

ここでは、F LモデルとS F Lモデルを作成した。両モデルの推論ルールでは、それぞれ前件部ではPS(Positive Small), PM(Positive Medium), PB(Positive Big)の3種類、後件部ではPVS(Positive Very Small), PVB(Positive Very Big)を加えた5種類の言語変数を設定した。説明変数はファジィ数としている。

推論ルール構成や前件部メンバーシップ関数のパラメータ値は、試行錯誤法により決定する。両モデルのルール数は同数であり、前件部メンバーシップ関数も同一とする。S F Lモデルの後件部実数値は、PVS = 0, PS = 0.15, PM = 0.5, PB = 0.85, PVB = 1.0とした。

R-1 : IF x_1 is PB and and THEN P is PVS
 R-2 : IF and x_2 is PB and x_3 is PB THEN P is PVS
 R-3 : IF x_1 is PM and x_2 is PB and THEN P is PS
 R-4 : IF x_1 is PB and x_2 is PS and x_3 is PM THEN P is PS
 R-5 : IF x_1 is PB and and x_3 is PS THEN P is PM
 R-6 : IF x_1 is PM and x_2 is PM and x_3 is PM THEN P is PM
 R-7 : IF x_1 is PS and and THEN P is PB
 R-8 : IF x_1 is PM and x_2 is PS and THEN P is PB
 R-9 : IF x_1 is PS and x_2 is PM and THEN P is PVB
 R-10 : IF and x_2 is PS and x_3 is PS THEN P is PVB

x_1 : 認知所要時間 x_2 : 認知混雑度 x_3 : 認知危険度 P: 経路選択可能性
 PVS: Positive Very Small PS: Positive Small
 PM: Positive Medium PB: Positive Big PVB: Positive Very Big
 後件部: PVS=0, PS=0.15, PM=0.5, PB=0.85, PVB=1

図6 SFLモデルのルール構成

このとき、絶対誤差は、FLでは45.18、SFLでは39.57となった。

(4) ファジィニューロモデル(FN1)の作成

つぎにファジィニューロを用いて経路選択モデルを作成する。これは、ファジィ推論の演算過程の非ファジィ化部分にNNを用いるものである。

モデル作成にあたり、具体的手順を以下に示す。

- ①メンバシップ関数、ルール構成は、ファジィ推論(マムダニ法)モデルと同一にする。
- ②各ルールにおける5種類の後件部言語変数PVS, PS, PM, PB, PVBの三角形の形状が、各ルールで算出された前件部一致度の高さに切断される。
- ③各ルールごとのPVS, PS, PM, PB, PVBに対応するファジィ出力の分布面積を、ラベル(言語変数)ごとに総和する。
- ④全てのサンプルについて③の計算を行う。
- ⑤各データにおける5種類のファジィ出力(各ラベルごとの占有面積)をNNの入力値として、最終的な出力結果(各経路の利用頻度)を求める。

ここで、NNは入力層25(5ラベル×5経路)、中間層15、出力層5(5経路)の階層型ネットワーク構造である。絶対誤差が10未満、あるいは学習回数1000回を計算終了の基準とした。この結果、学習回数が1000回となり計算を終了した。このときの推計誤差は14.99である。

このモデルでは、ファジィ推論の非ファジィ化部分にNNを用いて高い推計精度が得られた。これより、ファジィ出力と各経路の利用割合との高度な非線形関係をモデル化したことになる。

(5) ニューロ化ファジィモデル(FN2)の作成

つぎに、ニューロ化ファジィを用いて経路選択モデルを作成する。説明変数には、MLと同様にファジィ数を規定する「中央値」を用いた。

まず、推論ルールの構成を決定する。ファジィクラスタ分析を用いてサンプルデータを3分割した。ファジィクラスタ分析では、全サンプルごとに3グループに対する適合度が求められる。この適合度は、ファジィ推論の演算過程で求められる前件部一致度と同様の意味を持つものとし、以下の前件部ニューラルネットワークモデルの教師データとした。

ここで、入力層15(3変数×5経路)、中間層15、出力層3の階層型ネットワーク構造の前件部ニューラルネットワーク(NN_{mem})では、算出された一致度を教師データとし、全93サンプルを用いて各ルールの前件部一致度を推計する。このモデルの概要を図7に示す。ここでは絶対誤差が5.0未満、あるいは学習回数2000回を計算終了の基準とした。この結果、学習回数と2000回になったので計算を終了した。また、絶対誤差は9.621であった。

つぎに、各ルールの帰結部パラメータを求める。後件部の概要を、図8に示す。すなわち、入力層15、中間層15、出力層3ユニットの階層型ネットワークを作成する。これら3種類の後件部ニューラルネットワークNN₁、NN₂、NN₃によって帰結部の実数値を推計する。このとき、5経路の利用割合の合計は1である必要がある。そのためNNの学習過程で出力結果の総和を1にするプロセスを付加している。

このようにして、各ルールの後件部に相当するニューラルネットワークからの出力結果は、各ルールの推論結果 y_i となる。そして、次式のように、前件部ニューラルネットワークより得られる一致度 μ_i と推論結果 y_i との荷重平均により、モデル全体の出力が求められる。

$$Z = \frac{\sum_{i=1}^n y_i \cdot \mu_i}{\sum_{i=1}^n \mu_i} \quad \dots\dots (3)$$

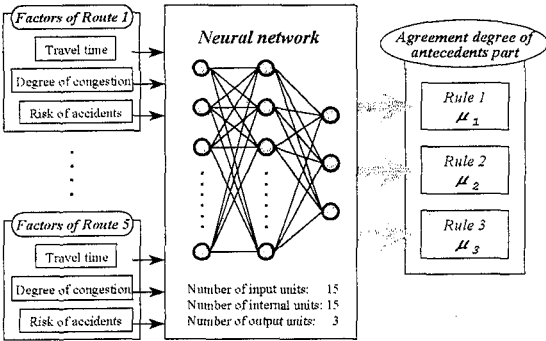


図7 FN2の前件部メンバシップ関数の概要

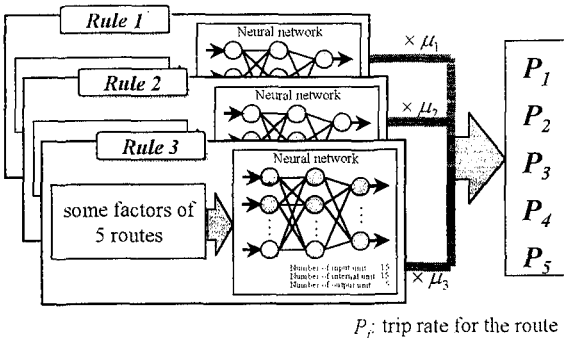


図8 FN2の後件部メンバシップ関数の概要

ここで、各ニューラルネットワークの収束状況を表1に整理する。いずれの部分のNNについても絶対誤差は比較的小さい。特に後件部の3種類のニューラルネットワークはすべて誤差が小さく、高い推計精度が与えられている。

表1 各NNモデルの推計結果

Neural Network	サンプル数	学習回数	絶対誤差
前件部	93	2500	9.621
rule 1	28	2000	2.524
rule 2	30	2000	1.977
rule 3	35	2000	3.243

最終的に、(3)式を用いて各経路の利用割合が求められる。こうした手順から93サンプル全体の絶対誤差は28.78となった。

このモデルは、ファジィ推論を部分的にニューロ化したものである。したがって、モデルの各部分でNNの学習計算を行うが、モデル全体の調整機能は存在しない。また、言語変数の意味づけも容易ではない。一方で、モデル全体ではファジィ推論の実現を図っており、この論理的関係は明確である。

表2 経路別のOD交通量

	忠節橋	鏡島大橋	大縄場大橋	金華橋	長良橋	絶対誤差
ML	54.9	4.5	29.5	6.6	4.5	39.56
FL	46.3	3.4	30.7	12.7	6.9	45.18
SFL	47.1	3.9	29.9	11.5	7.6	39.57
FN1	53.8	4.8	29.5	7.2	4.7	14.99
FN2	52.8	4.7	32.0	6.7	3.9	28.78
実績値	54.9	4.6	29.7	6.6	4.2	

ML: Multi-neural Logit model FL: Fuzzy Reasoning model SFL: Simplified Fuzzy Reasoning model
FN1: Fuzzy-Neuro model FN2: Neural Fuzzy model (単位: %)

4. 経路選択行動の分析

ここでは、前章の各種モデルを用いて、道路網の現実的な交通量の予測への適用性を検討する。具体的には、経路誘導や交通情報提供を前提とした交通行動変化の分析を行う。

(1) 経路別交通量の作成

岐阜大学からJR岐阜駅までの交通量を、忠節橋経由、鏡島大橋経由、大縄場大橋経由、金華橋経由、長良橋経由の5経路別に算出する。

交通量を推計する際、回答者数93を全交通量と考えて、各モデルで推計された経路選択利用割合から経路別交通量を求める。たとえばある経路の利用割合が80%であった場合、その経路の交通量を0.8トリップと考え、全サンプルについて加算する。

各モデルによる推計結果を表2にまとめる。いずれのモデルの推計値も、大きな誤差はない推計値となっている。なかでも、「ファジィニューロ」と「ニューロ化ファジィ」については、いずれも既存の3種類のモデルよりも誤差の値が小さくなっている。また、これらのモデルは、適切に経路交通量を推計していると思われる。一方で、2種類のファジィ推論では、モデル設定に対して最適化プロセスを持っていないため、誤差は若干大きくなっている。

つぎに、経路別のOD交通量と実績値を比較するとMLの再現性が最も高い。これは、MLモデルは平均的には再現性が高いが、サンプル毎の誤差が大きいことを示す。しかしながら、本研究に示した絶対誤差のみで、各モデルの優位性を検討することは難しく数種の指標により比較検討する必要がある。

ここでは、移転精度等の検討は行っていない。しかしながら、既存研究で同種のモデルについて、異なるサンプルデータを用いた際のモデルの適用性が示されている^{12), 13)}。

モデル構造から、FN1ではファジィ推論結果を直列的にNNの入力とするため推計精度が向上すると考えられる。一方、FN2はファジィ推論の内部のパラメータをNNにより決定する。したがって、全体の推計精度はFN1と比較して低いが論理関係が明確である。これは、判断構造の異なるグループを前提とし、それぞれをファジィ推論により表現するモデル構造に対応するものである。

(2) 交通情報の提供による交通量の動向

つぎに、経路情報の提供を想定した検討を行う。つまり、各経路選択モデルを用いて、情報提供にともなう各経路の交通量変化を予測する。

所要時間は、道路利用者の意思決定の中心的要因で、道路利用者の行動に直接的な影響を与えると思われる。そこで、ある経路の所要時間情報が提供された場合を想定する。このとき、当該経路の利用者は情報提供された所要時間を自らの認知所要時間とすると考えた。

実際には、5 経路のうち実績交通量が最も多い忠節橋経路の所要時間情報の提供を想定する。そのため、忠節橋経路に対する各個人の認知所要時間を確定値に置き換える。たとえば、「30 分」という所要時間情報が与えられると、忠節橋経路の認知所要時間(最小値, 中央値, 最大値)の値は、提供された交通情報の「30 分」に置き換えられる。このようにして、忠節橋経路の所要時間情報の値が 20 分から 55 分まで 5 分ごとに変化させ、各経路交通量変化を分析した。このとき、各経路交通量の予測には、ML, FN1, FN2 の各モデルを用いた。

各経路の交通量変化を図9に示す。当然のことながら、いずれの場合も忠節橋経路の所要時間情報値が増加すると、忠節橋経路の交通量は減少する。これは、「忠節橋経路の所要時間情報が増加すると、他経路への迂回する者が増加する」という現実的な交通行動現象を表現している。

ロジットモデルでは、2 種類ファジィ・ニューロ

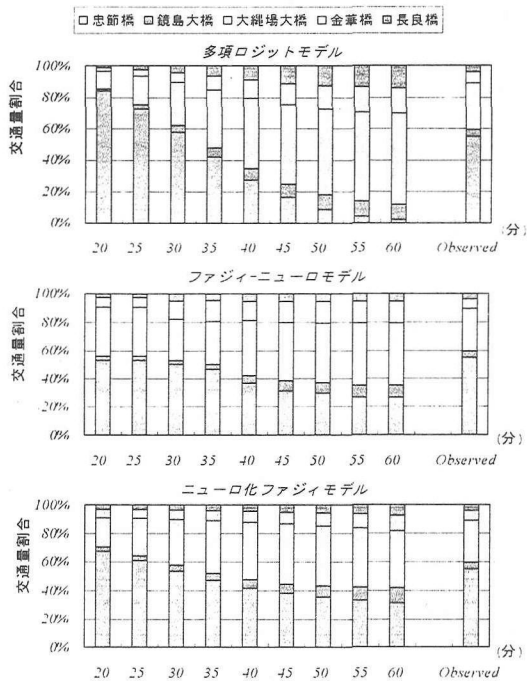


図9 交通情報提供後における経路交通量の変化

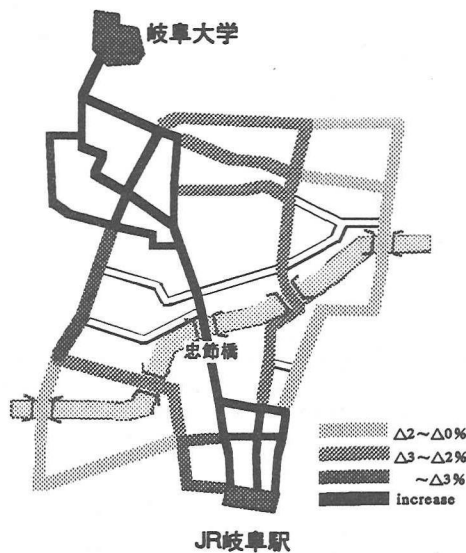


図10 渋滞緩和による交通量の変化

モデルと比較して交通量が敏感に反応している。一方、2 種類ファジィ・ニューロモデルでは、所要時間の情報に対し曖昧性を持つ認知をしているため、頑健性を保持した挙動を示すと考えられる。

この例では、特定時点に対しての変化をみたものであり、ML, FNのどちらが妥当な変化かどうか

を決定することはできない。しかしながら、交通情報の提供に対して、交通量変化が現象面でも常識的な変化傾向を示したことにより、モデルの適用可能性が示された。

(3) 交通渋滞の緩和

道路利用者の経路選択に対して、所要時間に次いで重要な意思決定要因は「道路の混雑度」である。道路利用者に対して混雑度現象は、肉体的、精神的影響を与える。そこで、忠節橋経路で交差点改良や道路拡幅などの技術的政策から交通容量が増加した場合を考える。

このような交通容量の増加によって、道路利用者の混雑の認識は変化する。そこで、各個人における忠節橋経路の混雑度が20%減少するものとした。これは、道路利用者が忠節橋経路の円滑な交通流を認知することに対応する。

この分析では、「ニューロ化ファジィモデル」を適用した。図10は対象道路網におけるリンク交通量の変化を示している。忠節橋経路の交通量の割合は、52.3%から57.8%に増加した。またその一方で、大綱場大橋経路や金華橋経路などの忠節橋経路の周辺経路では、交通量の減少が確認された。ここで、各経路群の中では、一律に交通量が増加するものと考えて経路交通量を対応するリンク交通量に変換した。

5. おわりに

本研究では、交通管理方策の中でもナビゲーションなどの経路誘導方策を検討するため、道路利用者の行動原理をあらかじめ明確にした。そして、交通情報に対する道路利用者の行動変化の把握を行った。

とくに都市内道路網の経路選択問題に対し、FNモデルによるモデル化を行った。この際、経路選択現象記述面で各モデルの有効性を示すことができた。

このように詳細な交通行動記述モデルの構築を試みるとともに、現実的交情情報処理面から検討した。

最後に今後の研究に期待すべき方向性を今後の課題として以下のように整理する。

◎各種の関連モデルの検討

ファジィ・ニューロには多数のモデル形態がある。これらのモデル構造は、交通行動の現象記述的な意味からの整理が必要である。また、ランダム性を考慮したロジットモデルとファジィ推論の利点を融合したハイブリッド型モデルの作成も期待できる。

◎交通行動分析システムの検討

交通行動は、目的地選択やトリップパターン選択など時空間的な他段階の意思決定によって形成される。したがって、本研究で示したファジィ推論が有効に機能する意思決定の局面は必ずしも一意的でない。また、交通情報の提供による交通行動変化は空間的な影響が大きいため、ビジュアルな交通行動の分析システムの構築を検討する必要がある。

最後に、本研究を終えるにあたって、修正論文でご協力頂いた岐阜大学大学院の水谷香織さんに感謝の意を表します。

【参考文献】

- 1) 秋山孝正：知識利用型の経路選択モデル化手法。土木計画学研究・論文集、No. 11, pp. 65-72, 1993.
- 2) 坪井兵太、秋山孝正：ファジィ推論モデルによる多経路選択行動の分析、第3回ファジィ建築土木応用シンポジウム講演論文集、pp. 31-38, 1996.
- 3) 島崎敏一、安田誠一：ニューラルネットワークによる交通手段選択モデル、土木学会論文集、No. 494, IV-24, pp. 79-86, 1994.
- 4) 秋山孝正、楊延、高橋寛：ニューラルネットワークを用いた交通行動パターン分析、交通工学、Vol. 28, No. 1, pp. 25-33, 1993.
- 5) 坪井兵太、秋山孝正：交通行動の記述のためのファジィ・ニューロモデル、土木計画学研究・講演集、No. 19(2), pp. 253-256, 1996.
- 6) 松浦貴宏、秋山孝正：ファジィ・ニューロモデルを用いた交通行動記述について、第4回ファジィ建築土木応用シンポジウム講演論文集、pp. 39-46, 1997.
- 7) 林勲、馬野元秀：ファジィ・ニューラルネットワークの現状と展望、日本ファジィ学会誌、Vol. 5, No. 2, pp. 178-190, 1993.
- 8) 坂和正敏、馬野元秀、大里有生：ソフトコンピューティング用語集、朝倉書店、1996.
- 9) 坪井兵太、秋山孝正：交通行動の記述のためのファジィ・ニューロモデル、土木計画学研究・論文集、No. 14, pp. 567-574, 1997.
- 10) 坪井兵太、秋山孝正：ファジィ・ニューロモデルによる多経路選択行動の分析、土木学会第51回年次学術講演会講演概要集、pp. 490-491, 1996.
- 11) 秋山孝正：ソフトコンピューティングを用いた交通行動モデルの作成、京都大学100周年記念ワークショップ論文集、1997.
- 12) 松浦貴宏、秋山孝正：ファジィ・ニューロモデルを用いた交通行動記述について、第4回ファジィ建築土木応用シンポジウム講演論文集、pp. 39-46, 1997.
- 13) 坪井兵太、秋山孝正、松浦貴宏：ファジィ・ニューロモデルによる経路選択行動の分析、第13回ファジィシステムシンポジウム講演論文集、pp. 219-220, 1997.
- 14) Takamasa Akiyama and Hyota Tsuboi: Description of Route Choice Behaviour by Multi-Stage Fuzzy Reasoning, Proc. of the

- Highway into the Next Century, Hong Kong, pp.739-746, 1996.
- 15) Takamasa Akiyama, Hyota Tsuboi and Takahiro Matsuura :
Description of Route Choice Behaviour by Fuzzy Neural
Network. Mini EURO Conference : Fuzzy Sets and Systems,
1997.
- 16) 林 勲, 野村博義, 若見昇 : ニューラルネットワーク駆動型ファジィ推論

- による推論ルールの獲得, 日本ファジィ学会誌, Vol.2, No.4,
pp.585-597, 1990.
- 17) 秋山孝正, 安藤彰記 : 多段ファジィ推論を用いた経路選択モデル
の作成, 第11回ファジィシステムシンポジウム講演論文集,
pp.551-554, 1995.
- 18) 土木学会 : 非集計行動モデルの理論と実証, 丸善, 1995.

ファジィ・ニューラルネットワークを用いた経路選択行動のモデル化

坪井兵太, 秋山孝正

交通行動記述モデルとして、効用理論を前提とするロジットモデルが一般的に用いられている。また、人間の知識に基づいたファジィ推論やNNモデルが知られている。さらに近年、ファジィ推論とNNの各々の特徴を相互補完的に結合させたファジィ・ニューラルネットワーク(FN)によるモデル化手法が各種提案されている。本研究では、都市内道路網の多経路選択行動のモデル化を検討する。経路選択モデルの作成には、ファジィ性を考慮した経路選択に関する調査結果を利用する。ここでは、FNモデルを比較的容易に用いることができる。各種のモデルのなかからファジィニューロモデルとニューロ化ファジィモデルを利用する。これらの方法により、個人行動の判断(絶対誤差)という点においては、ロジットモデルに比べて高精度の推計モデルを作成することができた。さらにこれらのモデルを用い、経路誘導や交通情報提供を前提とした交通行動変化分析を行う。

Route Choice Modelling by using Fuzzy Neural Network

Hyota TSUBOI and Takamasa AKIYAMA

The Logit models based on random utility theory are generally applied as a description model of travel behaviour. On the other hand, fuzzy reasoning and neural network are known as useful approaches on the basis of human knowledge. Furthermore, various types of fuzzy neural networks (FNs) are proposed to integrate the advantages of fuzzy reasoning as well as neural network. The travel behaviour of multi route choice on urban network is formulated as a model in the study. The result of the practical route choice survey is used to establish the route choice model. Fuzzy neural network can be easily applied to describe the route choice behaviour. Fuzzy-neuro model and neural fuzzy model are selected among many different types of models. These techniques many provide the better estimation with high accuracy in terms of absolute error comparing to logit models. Lastly, the change of traffic can be analyzed by the model with assuming the implementation of route guidance or traffic information service.